

# サプライチェーン形成における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用

時永 祥三<sup>1,a)</sup> 岸川 善紀<sup>2,b)</sup>

概要：サプライチェーン形成 (SCM) で行われる小売・製造業者間の需要情報共有が利益拡大に有効とする分析結果が得られているが、需要時系列は自己回帰モデルやその拡張に限定されている。本稿では、SCMにおける小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用について述べる。本稿では小売業者が虚偽の情報を伝達することによる部分均衡の発生、および情報共有を繰り返す多期間における均衡点の存在を述べる。更に、情報共有項目が増加する場合について、局所的交流をするエージェント挙動の分析手法を用いて、多期間における均衡点の存在を証明する。次に、需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合への一般化と、最適生産の基本モデルについて述べる。応用例として、人工的に生成された需要時系列データを入力とした情報共有の評価を論じ、本稿の手法の有効性を示すとともに、現実データへの適用可能性を考察する。

キーワード：サプライチェーン、需要時系列、情報共有、均衡分析、ジャンプ過程

## 1. まえがき

サプライチェーン形成 (Supply Chain Management:SCM) において、市場の製品需要をどのように予測するかという分析に加え、小売・製造業者間で需要情報をどの程度共有するかにより生産におけるコストが大きく変動することが知られている [1]-[11]。特に小売・製造業者間の情報共有により、利益拡大を達成可能とする均衡分析の結果が知られている [6]-[11]。しかしながら、従来研究においては、需要時系列は自己回帰モデルやその拡張に限定されており、多様な情報により記述される需要時系列のもとでの結果が同様かは分かっていない。一方、時系列において発生する急激なジャンプ状の変動 (ジャンプ過程) を含むモデルについて広く応用がなされており、例えば株価や為替レート変動の分析へと適用されている [12]-[19]。本稿では、SCMにおける小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用について述べる [20]。以下 2. ではサプライチェーンと情報共有の効果分析について述べる。3. では需要時系列におけるジャンプ過程と最適生産について示し、4. では応用例を与える。

## 2. サプライチェーンと情報共有の効果分析

### 2.1 サプライチェーンと情報共有のレベル

本稿では SCM における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用の議論について、(1) 小売・製造業者における共有情報が複数の場合における均衡分析、(2) 需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合の議論、の 2 点を行っている。

SCM においては、小売業者が製造業者に注文を出す場合に、注文量に変動が発生する原因についての数理モデルが提案されており、最終的な生産数量が激しく変動する結果を生み、その現象を Bullwhip Effect と呼ぶ [1]。その発生原因は、1) 需要予測の誤差、2) 注文の形式、3) 商品不足への反応、4) 価格への反応、とされている。小売・製造業者間の情報共有は、Bullwhip Effect 抑制の手段として有用である。

情報共有の形態とその効果については、さまざまなモデルが議論されている。以下では本稿に関連するモデルに限定して先行研究の結果をまとめる。

小売業者が需要情報を製造業者に正しく伝えない場合には、両者が得る利益は、本来得ることが可能な利益から乖離する。この原理を、文献 [5] に従い簡単に整理する。以下のように記号を定義する。需要が大きい (小さい) ときには、記号  $h(l)$  を添え字として  $i = l, h$  のように用いる。

$X$ : 需要,  $p$ : 小売による商品単価,  $r$ : 製造業者への支払い単

<sup>1</sup> 九州大学大学院経済学研究院  
Kyushu Univ., Fukuoka, 812-8581, Japan  
<sup>2</sup> 宇部工業高等専門学校経営情報学科  
UNCT, Ube, Yamaguchi, 755-8555, Japan  
a) tokenaga@econ.kyushu-u.ac.jp  
b) kisikawa@ube-k.ac.jp

価,  $c, h_c, g_c$ : 製造業者の商品 1 単位当りコスト, 追加生産コスト, 在庫コスト,  $\theta_i$ : 需要の縮小 or 拡大を示すパラメータ,  $D_i = \theta_i X$ : 需要予測値,  $K_i$ : 製造業者の製造レベル

また  $\theta_i = \theta_l$  となる確率を  $\alpha$  により定義する.

小売・製造業者が最大化する評価関数は, それぞれ次のように与えられる. ただし関数  $(x)^+$  は  $x > 0$  なら  $x$ , それ以外はゼロと定義される.

$$u(\theta_i, K) = r \min(K, D_i) - h_c(K - D_i)^+ - cK \quad (1)$$

$$v(\theta_i, K) = (p - r) \min(K, D_i) - g_c(D_i - K)^+ \quad (2)$$

このとき情報共有情報交換が, 1 回に限定して行われるときには, 小売・製造業者が獲得できる利益は, 次のいずれかに限定される. 製造業者が小売業者の情報を信頼しており, 需要予測がそれぞれ高い ( $h$ ) あるいは低い ( $l$ ) 場合の製造レベル ( $K_h, K_l$ ) は, 次のようになる.

$$K_h = \operatorname{argmax}_K E[u(\theta_h, K)], K_l = \operatorname{argmax}_K E[u(\theta_l, K)] \quad (3)$$

また製造業者が小売業者の情報を信頼しない場合には, 情報に無関係に製造が行われ, そのレベルは次のようになる.

$$K_0 = \operatorname{argmax}_K [(1 - \alpha)E[u(\theta_h, K)] + \alpha E[u(\theta_l, K)]] \quad (4)$$

製造業者が小売業者の伝達する需要予測をそのまま信頼して, 生産を行った場合, 両者の利益は, 次のようになる.

$$u^* = (1 - \alpha)E[u(\theta_h, K_h)] + \alpha E[u(\theta_l, K_l)] \quad (5)$$

$$v^* = (1 - \alpha)E[v(\theta_h, K_h)] + \alpha E[v(\theta_l, K_l)] \quad (6)$$

一方では, 製造業者が小売業者の情報をまったく信頼しないで生産を行った場合, 両者の利益は, 次のようになる.

$$u^0 = (1 - \alpha)E[u(\theta_h, K_0)] + \alpha E[u(\theta_l, K_0)] \quad (7)$$

$$v^0 = (1 - \alpha)E[v(\theta_h, K_0)] + \alpha E[v(\theta_l, K_0)] \quad (8)$$

しかしながら一方では, 生産レベルを慎重に選択することにより, 次のような両者にとって最大の利益が獲得できるケースが存在することが証明される (均衡点の存在).

$$K_i^c = \operatorname{argmax}_K E[u(\theta_i, K) + v(\theta_i, K)] \quad (9)$$

この場合, 両者の利益は, それぞれ  $u^0, v^0$  大きくなる.

## 2.2 複数項目の情報共有の均衡:局所的交流を用いた証明

以下では, 以前われわれが示した局所的交流をするエージェント平面配置のもとでのクラスタ形成のモデルにおける方法論を適用して, より分かりやすい証明を示すことにする [21]-[24].

最初のモデルとして, 平面上の均等な格子点に小売業者と製造業者を代表するエージェントが配置されたモデルを仮定する. これらのエージェントの特性は 1 つの状態変数

で記述されると仮定し, 格子点  $a$  におけるエージェントの時刻  $t$  における状態変数を  $x_a(t)$  とする.  $x_a(t) = 1$  の場合には両者は相互に信頼し, 全部の製品の製造と調達を行う. 逆に  $x_a(t) = 0$  の場合には, 信頼が存在せず, 製造と調達は行われない. 一般には  $x_a(t)$  は 0 との 1 の中間にある.

エージェントは  $a$  を中心として周辺の範囲  $r$  内の場所  $b$  でのエージェントの情報だけを利用する. 格子点  $a$  から見た格子点を  $b$  として,  $a$  と  $b$  とのユークリッド距離が  $r$  以下となる格子点  $b$  のエージェントの情報を用いる. これを  $b \in S_a$  と表現し,  $S_a$  に含まれる  $b$  の個数を  $N_a$  とする. 具体的には, 小売エージェント (小売) が製品の調達を行う範囲は格子点  $a$  だけではなく, 周辺  $S_a$  まで拡張して行うことができるかと仮定している. 次のように変数を定義する.

$q_a^d(t), q_a^s(t)$ : 格子点における需要, 供給の其々の総量,  $q_a(t)$ : 格子点における最終的な取引数量,  $c_a(t)$ : 小売が情報共有により調達する製品数量,  $h_a(t)$ : 小売が情報共有以外で調達する場合の製品数量,  $\sigma$ : 小売が情報共有以外で調達する場合の限界生産性

$\sigma$  は, 小売エージェントが当面の相手である製造エージェント ( $S_a$  に存在する) 以外から調達する場合の効率であり, この値が大きいくほど外部からの調達が有利となる.

この最適化問題を小売と製造のそれぞれの立場から解いた場合には, 部分均衡の解しか得られないことが示されており, 双方のエージェントの利害を調和させる第 3 者を導入することで解を求める対案を用いる [21]. すなわち, 最大化する関数を次のように定義する.

$$\max_{h_a(t), c_a(t)} \phi[h_a(t) + c_a(t)] \quad (10)$$

拘束条件は, 次のようになる.

$$h_a(t) \leq \sigma[1 - x_a(t)], q_a^s(t) \leq x_a(t) \quad (11)$$

$$q_a^d(t) = \sum_{b \in S_a} p(a, b)E[q_b(t)], c_a(t) \leq \min[q_a^s(t), q_a^d(t)] \quad (12)$$

ここで  $p(a, b)$  は, 格子点  $a$  のエージェントが周辺へ格子点  $b$  から調達する割合 (確率) であり, 以下では簡単のため,  $p(a, b) = 1/N_a$  としておく. この最適化問題について, 関係式の代入を行い整理すると, 最終的に次の問題を解くことに帰着される [21].

$$\max_{x_a(t)} \phi[(1 - x_a(t))\sigma + \min[x_a(t), \sum_{b \in S_a} p(a, b)x_b(t)]] \quad (13)$$

なお関数  $\phi(\cdot)$  は特別な形状を仮定する必要は無いので, 単純に  $\phi(z) = z$  としておく. 次に, 上に示した定式化において, エージェントの行う行動を, 別の方法により最適化する代替操作を導入する. すなわち, エージェントの時刻  $t$  における状態は, 近似的に時刻  $t - 1$  と同じであるとする仮定 (適合的期待による行動) を用いる近似を行う.

ここで, 状態変数  $x_a(t)(x_b(t))$  も同様) が 1 か 0 か離散的な値をとるケースを議論する. 式 (13) に示す最適化問題の

解を与えるエージェント行動は、次の通りである [21].

$$x_a(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } \mu(x_a(t-1)) < \sigma; \\ 0 \text{ or } 1 & \text{if } \mu(x_a(t-1)) = \sigma; \\ 1 & \text{if } \mu(x_a(t-1)) > \sigma; \end{cases} \quad (14)$$

$$\mu(x_a(t-1)) = \sum_{b \in S_a} p(a,b)x_b(t-1) \quad (15)$$

状態変数が複数の場合の特性

次に、状態変数の数を増加させ、より一般的なエージェントモデルを導入する [22][23]. まず格子点  $a$  におけるエージェントの特性記述に用いる変数を、複数個  $x_a^{(i)}(t), i = 1, 2, \dots, n$  に拡張する. 周辺の格子点  $b$  の複数の状態変数を参照して、時刻  $t+1$  における格子点  $a$  での  $i$  番目の状態  $x_a^{(i)}$  を定める方式は、次のように記述できる ( $t$  の表示は省略).

$$\mu(x_a^{(i)}) = \sum_{j=-M}^M \sum_{b \in S_a} p(a,b)w_j x_b^{(i+j)}, \quad \sum_{j=-M}^M w_j = 1 \quad (16)$$

$$x_a^{(i)} = \begin{cases} 0 & \text{if } \mu(x_a^{(i)}) < \sigma; \\ 0 \text{ or } 1 & \text{if } \mu(x_a^{(i)}) = \sigma; \\ 1 & \text{if } \eta(x_a^{(i)}) > \sigma; \end{cases} \quad (17)$$

ただし、 $i+j$  番目の状態ベクトルの範囲が  $n, 1$  を超えた場合には、それぞれ、 $i+j-n, i+j+1$  へと置き換えることとする (トラス状の対応関係).

### 2.3 局所的交流モデルの変更による小売・製造業者間の情報共有の分析

これまで述べた格子点のそれぞれに小売・製造エージェントを配置するモデルを、本論文で議論する問題に適用するため、次のように変更する.

#### (1) 単独の格子点への小売・製造エージェントの配置

小売エージェントと製造エージェントは各 1 人のみで、両者の過去の取引関係が参照されて、現在の情報共有の関係が決定されると仮定する. 簡単のため、小売・製造エージェントは原点  $(0, 0)$  に配置されているとする.

#### (2) 過去の状態を格子点の周辺に配置する局所的交流

情報共有の履歴を利用することにより、現在の格子点における両者の関係が決められる設定であるため、時刻  $t$  の進行とともに、格子点の状態を周辺に移動させながら、格子点  $(0, 0)$  での時刻  $t$  における状態を決定する.

#### (3) 小売・製造業者の正しい情報共有の利益

格子点  $(0, 0)$  にある小売・製造エージェントは、正しい情報共有を行うことによりある一定の利益が得られることは知っているが、一方では、虚偽の情報共有によっても、利益が得られるケースが存在することも知っているとして仮定する. 次の時刻  $t+1$  に、どのような判断をするかは、周辺に配置された小売・製造エージェントの過去の行動を参考に行うと仮定する. 用いる式は式 (14)-(17) と同様である.

このような条件のもと、エージェントの状態のクラスが形成されるかどうかを検証するとシミュレーションでは、時間の経過とともにすべての格子点の値が 1 か 0 になる. これを、本稿の情報共有行動で解釈すると、情報共有するこ

とによる利益が小さい場合は、時間の経過とともに状態はすべて 0、一方、情報共有を行わないと利益が減少する場合は、時間の経過にかかわらず、情報共有が継続される.

## 3. 需要におけるジャンプ過程と最適生産

### 3.1 需要時系列におけるジャンプ過程のモデル化

これまで述べてきた SCM における生産計画決定に用いられる需要関数を、ジャンプ過程を含むものへと拡張する [12]-[19]. まず、上昇 (下降) ジャンプにはジャンプの開始 (go) と、その後もとのレベルに復帰する動作 (back) とからなると仮定する. 時間間隔  $dt$  の間における価格  $D$  の変化  $dD$  は、次のように書ける (上昇ジャンプの場合).

$$dD = \alpha(D, t)dt + (J_1 - D)\lambda_{go}dt + (J_2 - D)\lambda_{back}dt + \sigma D dz \quad (18)$$

ここで  $\alpha(D, t)$  は、周期的な変動など定常的な挙動を与える関数である.  $dz$  はブラウン運動の微分値であり、また  $\lambda_{go}, \lambda_{back}$  は単位時間当たりの開始 (go) と復帰 (back) ジャンプの発生確率であり、 $J_1, J_2$  はこれらの 2 つの動作の大きさに対応しており、正規分布に従うと仮定する. すなわち、 $N(a, s)$  を平均が  $a$ 、標準偏差が  $s$  である正規分布として、上昇 (下降) ジャンプを次のように仮定する.

$$\text{上昇: } J_1 \sim N(a_{11}, s_{11}), J_2 \sim N(a_{12}, s_{12})$$

$$\text{下降: } J_1 \sim N(a_{21}, s_{21}), J_2 \sim N(a_{22}, s_{22})$$

ジャンプの開始と復帰 (go, back) の発生確率  $\lambda_{go}(D), \lambda_{back}(D)$  を規定する関数の形状については、図 1 に示すような区分線形はやや簡単なものを仮定する [13][16] [17]-[19]. 図 3 において上昇 (下降) ジャンプの発生確率を、 $D(t)$  の関数として示している. これらの図 1 より分かるように確率  $\lambda_{go}(D), \lambda_{back}(D)$  はある閾値 ( $DT_{11}$  など) の上下で変化することを仮定しており、遷移する領域を除いては一定値 ( $\theta_{11}$  などとして定義) である.

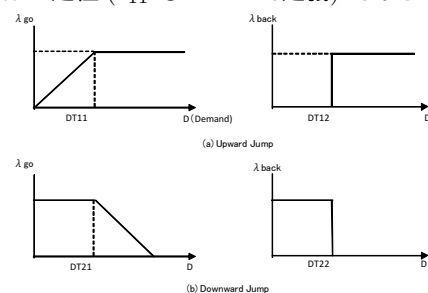


図 1. 上昇 (下降) ジャンプにおける確率  $\lambda_{go}, \lambda_{back}$   
(上:上昇ジャンプ, 下:下降ジャンプ)

Fig.1-Probability of  $\lambda_{go}, \lambda_{back}$  in upward(downward) jumps  
(upper:upward jump, lower:downward jump).

### 3.2 製造業者の最適化行動の偏微分方程式による記述

製造業者は予測された需要時系列をもとに、自身の利益を最大化する生産を行う. この場合の関係式を導出する.

$R(t)$  を時刻  $t$  における最適な在庫数量,  $c(t)$  を最適な生産数量とする. この場合、次のような関係式が得られる.

$$dR(t) = [c(t) - D(t)]dt. \quad (19)$$

上に述べたような前提のもとで、現在の時刻  $t$  から最終の時刻  $T$  までの製品の製造販売による価値を最大化する問題の解を求める手順を示す。与えられた評価関数の最大化問題は、次のものである。

$$V(D, P, f, c, t, R) = \max E \left[ \int_t^T e^{-\rho(t-\tau)} F(D, P, f, c, t, R) d\tau \right] \quad (20)$$

$$F(D, P, f, c, t, R) = PD(t) - A(c(t), f) - H(R) - B((D(t) - c(t) - R(t))) \quad (21)$$

ここで、 $P, f$  は一個の製品の価格と製造に必要なコストである（定数を仮定）。また  $A(\cdot), H(\cdot), B(\cdot)$  は製品を生産するコストを表す関数、在庫コスト関数、在庫切れ (back order) コスト関数である。ここで、関数  $B(\cdot)$  は、製品価格が下落して、製造するより直接製品を調達する方が有利な場合に、製品の製造数量を調整するための関数として用いる。なお関数  $B(x)$  は本稿では次の近似的な関数を用いている。

$$B(x) = 0.5x(1 + \tanh(10x)) \quad (22)$$

$\rho$  は、このような投資問題で設定する定数で、時間経過とともに価値が減少する割合（割引率）を示す。

式 (21), (22) における最大化問題を解くことで、次の偏微分方程式が得られる。ただし添え字の  $k = 1, 2$  はそれぞれジャンプの発生と復帰 (go, back) に対応している。

$$\max [L(V) + F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R] + \sum_{k=1}^2 \lambda_k E[V_k^{(+, D)} - V] = 0 \quad (23)$$

上に示した偏微分方程式において、決定変数である  $c(\cdot)$  は、次に示す最大化問題の解として与えられる。

$$\max_c [F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R] \quad (24)$$

このように決定された  $c$  を代入して、利益  $V(\cdot)$  に関する偏微分方程式を得ると、次のようになる。

$$0 = L(V) + F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R + \sum_{k=1}^2 \epsilon_k E[V_k^{(+, D)} - V] \quad (25)$$

以上のような確率微分方程式を、境界条件を定めることにより解けば、価格が決定される。この偏微分方程式の解の終端条件は次のようになる。

$$V(D, P, f, T; c) = 0. \quad (26)$$

これまでの導出手順を用いると、変動要因に関する偏微分方程式が得られるので、これを解くことにより評価関数の最適化を行う決定変数  $c(\cdot)$  の値と、このときの評価関数の値を求められる。偏微分方程式を数値的に解く方法として、有限差分による計算法を使用する。

### 3.3 情報共有の対象となる項目

本稿では、需要時系列の生成モデルにおいて次のような項目が、小売業者から製造業者に伝達されると仮定する。

(1)  $\alpha(t)$  における周波数  $\omega_0$ , (2)  $\sigma$ , (3)  $DT_{11}(DT_{21})$ , (4)  $J_1 \sim N(a_{11}, s_{11})$ ,  $J_2 \sim N(a_{21}, s_{21})$  における  $a_{11}, a_{21}$ 。

(1) については関数  $\alpha(t)$  は周期的であると仮定し、その周波数  $\omega$  だけが伝達される。なおジャンプ発生の確率である  $\theta_{11}, \theta_{12}$  などは、最初の段階では定数と仮定する。

## 4. 応用例

### 4.1 情報共有のレベルと生産効率

以下では、シミュレーションを基礎に (1) 本稿で提案する需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合の、その時系列生成モデルのパラメータの共有の効果分析、(2) 現実に観測される需要時系列とこれに対して小売業者が行う需要予測との差異の分析、の 2 つの事項を取り扱う。

まず、本稿で提案する SCM における情報共有の価値評価について、シミュレーションをもとに考察する。情報共有される需要時系列に関するパラメータの値が、設定された標準的な値から乖離して小売業者から製造業者に伝達された場合の、利益の損失を評価する。この場合の、基本となる標準的な需要時系列に関するパラメータについて、シミュレーションの条件を以下のように設定する（基本設定）。

上昇ジャンプの場合:

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin \omega t + 27 - x)], \omega_0 = 0.26, \sigma = 0.2, DT_{11} = 100, DT_{12} = 100, a_{11} = 700, s_{11} = 100, a_{12} = 100, s_{12} = 10, \theta_{11} = 0.01, \theta_{12} = 0.85$$

下降ジャンプの場合:

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin \omega t + 27 - x)], \omega_0 = 0.26, \sigma = 0.2, DT_{21} = 100, DT_{22} = 50, a_{21} = 50, s_{21} = 20, a_{22} = 50, s_{22} = 20, \theta_{21} = 0.01, \theta_{22} = 0.85$$

小売業者が需要時系列を分析し時系列を記述するパラメータを予測して、製造業者へ伝達することとして、情報共有を定義する。伝達するパラメータの値である情報は、予測誤差が含まれて本来の真の値から乖離することや、小売業者が意図的に虚偽の情報を伝達するケースも含まれている。製造業者は小売業者から伝達された需要時系列のパラメータを用いて、この条件のもとで最適と思われる生産を実施する。一方市場では、製品は実際の需要時系列にしたがった販売が実施される。この結果、製品の過剰や不足が発生し、需要予測が正確である場合と比較して、損失が発生する。この損失を評価することで、情報共有の価値を測る。

具体的には、情報共有の価値は時間間隔  $t = 1 \sim T$  にわたる製造業者の獲得するキャッシュフローである数値、すなわち  $V(0)$  を用いて測定する。もし、小売業者と製造業者の間での情報共有が完全であるならば  $V(0)$  の数値は最適生産を仮定した場合の数値 ( $V(0)^P$  として表記する) に等しいであろう。一方、情報共有が完全ではない場合には、この数値  $V(0)(V(0)^S$  として表記する) は数値  $V(0)^P$  から離れることになる。したがって、この 2 つの数値の差を検証することで、情報共有の価値を見ることが出来る。

以下では情報共有が正確にははかられないケースを仮定し、以下の 4 つのケース Case I ~ Case IV を考察する。Case I ~ Case IV においては、分析の対象となる 4 つの項目がそれぞれ乗数 0.5, 1.2, 1.5 および 1.8 により正確さが失われると仮定しておく。例えば Case I では  $\omega$  の代わりに、誤っ

た情報として  $0.5 \times \omega$  が伝達される. 表 1 には, シミュレーションをもとに得られた情報共有の価値を次のような評価尺度  $Q$  を定義し, まとめている.

$$Q = (V(0)^P - V(0)^S) / V(0)^P \quad (27)$$

この表 1 から, (1)  $\omega_0$  はつねにおおきな影響を与えている, (2)  $\sigma$  は正しい値からの乖離に従って大きな影響を与える, (3) ジャンプの生起確率  $DT_{21}, a_{21}$  などのパラメータ推定の精度は大きな影響を与えない, ことなどが分かる.

表 1. 情報共有価値計測のための指標  $Q$  の例 (上昇)

Table 1.Examples of indicator  $Q$  for evaluating information

sharing (cases occurred in upward jumps)				
forward	Case I	Case II	Case III	Case IV
$\omega_0$	0.12	0.11	0.11	0.12
$\sigma$	0.04	0.12	0.19	0.14
$DT_{21}$	0.01	0.01	0.01	0.01
$a_{11}, a_{21}$	0.01	0.02	0.03	0.05

表 2. 情報共有価値計測のための指標  $Q$  の例 (下降)

Table 2.Examples of indicator  $Q$  for evaluating information

sharing (cases occurred in downward jumps)				
forward	Case I	Case II	Case III	Case IV
$\omega_0$	0.13	0.12	0.12	0.13
$\sigma$	0.03	0.10	0.16	0.14
$DT_{21}$	0.004	0.008	0.008	0.005
$a_{21}, a_{21}$	0.0004	0.002	0.004	0.009

4.2 需要下落からの回復が緩やかな場合の情報共有の価値  
 ジャンプ過程発生に関するパラメータについて, 情報共有は, 生産や利益にはあまり影響を与えていない. これはジャンプの発生が瞬間的かつ, すばやく元のレベルに復帰する時系列生成モデルであるため, この条件を緩和した場合の情報共有の価値について考察する. 具体的には需要の下落が発生し, それからの回復が緩やかな場合である (例. キャズム)[30][31]. このような時系列を人工的に生成するため, ジャンプからの回復を定めるパラメータである  $\theta_{22}$  を, 基準設定より小さくする. ここではシミュレーションをもとに, 以下のように, パラメータを変化させた場合の指標の計算を行う (No.1~4 などで区別する).

$$\theta_{22} = 0.6(No.1), 0.4(No.2), 0.2(No.3), 0.1(No.4)$$

なお, このシミュレーションでは小売業者は実際発生する需要の下落の継続を感知できない, あるいは感知しても製造業者と全く情報共有を行わないと仮定する.

下降ジャンプの発生条件を変更した場合に, シミュレーションで推定される  $Q$  の値を次のように簡潔にまとめる.

$$Q = 0.012(No.1), 0.023(No.2), 0.045(No.3), 0.087(No.4)$$

下降ジャンプからの復帰確率  $\theta_{22}$  が小さい場合,  $Q = 0.087$  に達している. これは, 前節で議論した小売・製造業者間での情報共有の不完全さにより失われる利益に匹敵する.

#### 4.3 現実データ分析の試み

本稿で示した小売・製造業者間における需要時系列の情報共有の効果分析について, いくつかの現実データを用いた考察を行う.

本稿では, 公表されている小売業者の需要予測と実際の販売実績の時系列データをもとにして, パラメータ推定

の差異を分析する. 今回は, 事例 1(文献 [1]), 事例 2(文献 [11]) の 2 つの需要と予測のデータを用いる. 図 2 に, 事例 1 の時系列データを示す. 図 2 では, 実際に発生した需要は S-Realized, 小売業者の予測需要は S-Forecast として表示し区別する.

時系列を生成するモデルを当てはめパラメータを推定する対象の時系列は, S-Realized および S-Forecast の 2 つがある. これらの両方についてジャンプ過程を含む時系列モデルを当てはめ, パラメータを推定し, これらの差異を議論する. なお観測された時系列について, ジャンプ過程を含む時系列モデルを当てはめパラメータ推定を行う方法として, 以前, われわれが提案した遺伝的プログラミング (GP) 手法と多段ファジィ推論を用いる方法 [5][19][22] [25]-[29] を事例 1, 2 の時系列データに適用すると, 表 3 のように時系列の生成モデルのパラメータの推定値の差異として, 需要時系列と予測時系列の間に存在するモデル間の相対誤差が得られる. 表 3 においては, 例えば  $\omega_0$  について S-realized に対して得られるパラメータの推定値 ( $\omega_R$ ) と, S-forecast に対して得られるこの推定値 ( $\omega_F$ ) に対して求めた相対誤差  $|\omega_R - \omega_F| / \omega_R$  を示している. 表 3 より, ジャンプ過程の発生に関するパラメータの推定値の差異が大きく, 小売業者は過大に需要変動を予測している.

これより, 小売業者による実際の需要予測が, 真の需要からかけ離れるケースが存在する. この差異を, 前節のシミュレーション分析にあてはめると, 本来得られる利益からの損失として  $Q$  が推定でき, 表 3 に, ( $Q = 0.12$ ) などと記述している. この数値より, 人工データの場合に発生する最も悪いケースに相当する損失の発生が確認される.

表 3. 時系列の生成モデルのパラメータの推定値の差異

Table 3 .Difference of estimated parameters obtained for

generation model of time series		
parameters	Example 1	Example 2
$\omega_0$	0.70( $Q = 0.12$ )	0.81( $Q = 0.13$ )
$\sigma$	0.76( $Q = 0.14$ )	0.85( $Q = 0.16$ )
$DT_{11}$	1.80( $Q = 0.01$ )	1.85( $Q = 0.01$ )
$a_{11}, a_{21}$	4.50( $Q = 0.01$ )	4.70( $Q = 0.01$ )

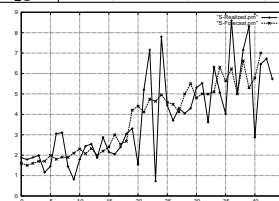


図 2. 観測された需要時系列と予測の時系列 (事例 1)

Fig.2-Observed time series and its forecast (Example 1)

## 5. むすび

本稿では SCM におけるジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用について述べた. まず, SCM における小売・製造業者との間での情報共有について先行研究を整理し, 更に, 情報共有する項目が増加する場合について, 局所的交流をするエージェント挙動の分析手法を用いて, 均衡点の存在を証明した. 次に, 需要時系列に

ジャンプ過程が含まれる場合への拡張と、最適生産との比較により情報共有のレベルの評価を行う定式化を示した。応用例では人工時系列データを用いた小売と製造間での情報共有の評価を論じ、現実データへ適用可能性を考察した。

今後、本稿の手法を現実のジャンプ過程を含む需要・価格変動での最適化問題に適用し、有効性を検証予定である。

#### 参考文献

[1] H.L.Lee, V.Padmanabhan and S.Whang, "Information distortion in a supply chain:The bullwhip effect", *Management Science*, vol.43, no.4, pp.546-558, 1997.

[2] H.L.Lee,K.C.So and C.S.Tang, "The value of information sharing in a two-level supply chain", *Management Science*, vol.46, no.5, pp.626-643, 2000.

[3] K.Zhu and U.W.Thonemann, "Modeling the benefits of sharing future demand information", *Operations Research*, vol.52, no.1, pp.136-147, 2004.

[4] 岸川善紀, 時永祥三, "企業間関係における情報共有のモデル分析とその応用-予測と情報共有コストを中心として", *経営情報学会論文誌*, vol.13, no.1, pp.58-77, 2004.

[5] 時永祥三, 譚康融, "遺伝的プログラミングによる方程式近似に基づく粒子フィルタを用いた時系列からの状態推定とその変動抑制への応用", *電子情報通信学会論文誌*, vol.J93-A, no.11, pp.739-755, 2010.

[6] Z.J.Ren, M.A.Cohen, T.H.Ho and C.Terwiesch, "Information sharing in a long-term supply chain relationship: The role of customer review strategy," *Operations Research*, vol.56, no.1, pp.81-93, 2010.

[7] G.Baker, R.Gibbons, K.J.Murphy, Relationship contracts and the theory of the firm," *Quarterly Journal of Economics*, vol.117, no.1, pp.39-84, 2002.

[8] G.P.Cohen and M.A.Lariviere, "Contracting to assure supply: How to share demand forecasts in a supply chain," *Management Science*, vol.47, no.5, pp.629-646, 2001.

[9] G.P.Cohen and M.A.Lariviere, "Supply chain coordination with revenue-sharing contracts: Strengths and limitations," *Management Science*, vol.51, no.1, pp.30-44, 2005.

[10] T.A.Taylor and E.L.Plambeck, "Supply chain relationships and contracts: The impact of repeated interaction on capacity investment and procurement," *Management Science*, vol.53, no.4, pp.1577-1593, 2007.

[11] C.Z.Terwiesch, Z.J.Ren, T.H.Ho and M.A.Cohen, "An empirical analysis of forecast sharing in the semiconductor equipment supply chain," *Management Science*, vol.51, no.2, pp.208-220, 2005.

[12] R.Merton,R, "Optimal consumption and portfolio rules in a continuous-time model," *Journal of Economic Theory*, vol.3, pp.373-413, 1971.

[13] M.Thompson,M.Davison and H.Rasmussen, "Valuation and optimal operation of electric power plants in competitive markets," *Operations Research*, vol.50, no.4, pp.546-562, 2004.

[14] J.Pan, "The jump-risk premia implicit in options: evidence from an integrated time-series study," *Journal of Financial Economics*, vol.63, pp.3-50, 2001.

[15] S.G.Kuo, "Option pricing under a double exponential jump diffusion model," *Management Science*, vol.50, no.9, pp.1178-1192, 2004.

[16] 譚康融, 儲梅芬, 時永祥三, "ジャンプ過程変動を含む確率モデル分析における Importance Sampling を用いた評

価関数のテイル分布推定とその応用," *電子情報通信学会論文誌*, vol.J90-A, no.2, pp.92-102, 2006.

[17] 池田欽一, 時永祥三, "ジャンプ過程を含む変数で記述される評価関数の最適化と資産配分変更を用いた Value at Risk 制御への応用," *電子情報通信学会論文誌*, vol.J91-A, no.3, pp.360-372, 2008.

[18] 池田欽一, 時永祥三, "ジャンプ過程を含む変数で記述される評価関数の最適化と企業間取引における製造・販売リアルオプション推定への応用," *情報処理学会論文誌*, vol.45, no.SIG4(TOM 20), pp.1-13, 2008.

[19] 時永祥三, 岸川善紀, "遺伝的プログラミングと多段ファジイ推論に基づくジャンプ過程を含む時系列生成モデルの推定," *電子情報通信学会論文誌*, vol.J93-A, no.5, pp.365-374, 2010.

[20] 時永祥三, 岸川善紀, "サプライチェーン形成における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用," *情報処理学会数理モデル化と応用研究会発表予定*, 2013.

[21] N.Oomes, "Local trade networks and spatially persistent unemployment," *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol.27, no.11/12, pp.2115-2149, 2003.

[22] 時永祥三, 池田欽一, "局所的交流による行動決定と状態遷移を行うマルチエージェントからなる平面上のエージェント・クラス形成分析," *情報処理学会論文誌*, TOM, vol.4, no.4, pp.19-36, 2011.

[23] 呂建軍, 時永祥三, "局所的な相互作用と GP による学習を行うエージェントシステムのセル平面解析 - 企業間コラボレーションにおけるカオス性分析と制御への応用," *経営情報学会論文誌*, vol.14, no.2, pp.59-78, 2005.

[24] A.V.Outkin, "Cooperation and local interactions in the prisoners' dilemma game," *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol.52, pp.481-503, 2003.

[25] K.Tan and S.Tokinaga, "The design of multi-stage fuzzy inference systems with smaller number of rules bases upon the optimization of rules by the GA," *IEICE Trans.Fundamentals*, vol.EA-82, no.2, pp.1865-1873, 1999.

[26] Y.Kishikawa and S.Tokinaga, "Prediction of stock trends by using the Wavelet transform and the multi-stage fuzzy inference systems optimized by the GA," *IEICE Trans.Fundamentals*, vol.EA-83, no.2, pp.357-366, 2000.

[27] N.Takagi and S.Tokinaga, "Prediction of chaotic time-series by using the multi-stage fuzzy inference systems and its applications to the analysis of operating flexibility," *Journal of Operations Research Society of Japan*, vol.20, no.3, pp.243-259, 2002.

[28] 池田欽一, 陳曉榮, 時永祥三, "GP による学習を基礎としたマルチエージェント・システムによるプライシング時系列のカオス性分析とその応用", *電子情報通信学会論文誌*, vol.J89-A, no.4, pp.298-307, 2006.

[29] 池田欽一, 時永祥三, 呂建軍 "遺伝的プログラミングと遅延とモグララフィを用いたネットワーク構成の同定と内部遅延時間の推定", *情報処理学会論文誌*, vol.47, No.SIG 1(TOM 14), pp.12-18, 2006.

[30] E.M.Rogers, *Diffusion of Innovations*, Simon and Schuster, 1961.

[31] G.A.Moore, *Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers*, Harper Business Essentials, 1991.